

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2017.07.004

# 单通道旋转机械复合故障信号分离及诊断

刘嘉敏, 刘军委, 彭 玲

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

**摘 要:**针对单通道条件下旋转机械复合故障信号分离和故障类别诊断难以有效实现的问题,采用总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法构建虚拟多通道和线性局部切空间排列(linear local tangent space alignment, LLTSA)维数约减方法解决单通道盲源分离的欠定问题,并通过完备字典训练和稀疏分解提取故障信号稀疏特征,最后利用支持向量机对该诊断方法进行分类评估,并将其运用在滚动轴承故障诊断实验中,实现了单通道旋转机械复合故障信号的有效分离和故障类型的正确诊断。

**关键词:**盲源分离;稀疏表示;特征提取;故障诊断

**中图分类号:**TH17

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-582X(2017)07-025-07

## Blind source separation and fault diagnosis of Single-channel rotating mechanical compound fault signal

LIU Jiamin, LIU Junwei, PENG Ling

(Key Lab of Optoelectronic Technology & Systems, Ministry of Education,  
Chongqing University, Chongqing 400044, P.R.China)

**Abstract:** To solve the problem that the separation and the fault diagnosis of rotating mechanical compound fault signal always difficult to obtain desired results under the condition of single-channel, first, the method of ensemble empirical mode decomposition (EEMD) was applied to build the virtual channels and the method of linear local tangent space alignment (LLTSA) was applied to reduce the dimension, which solved the problem of underdetermined blind source separation well. Then, training the over-complete dictionary and using the method of signal sparse decomposition to extract the sparse characteristics of rotating mechanical compound fault signal. Finally, the support vector machine was employed to evaluate the effect of signal separation and fault diagnosis method. Moreover, the proposed method was applied to the experiment of rolling bearing fault diagnosis, and it's found that the separation and classification of compound fault signal was completed efficiently.

**Keywords:** blind source separation; sparse representation; feature extraction; fault diagnosis

旋转机械是机械设备中最常用的机械部件,对其进行状态监测和故障诊断意义重大。旋转机械的监测

**收稿日期:**2016-12-10

**基金项目:**中央高校基本科研业务费资助项目(1061120131207,12120001);重庆市研究生科研创新项目(CYS14028)。

Supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities(1061120131207,12120001) and the Innovation Fund Designated for Graduate Students of Chongqing(CYS14028).

**作者简介:**刘嘉敏(1973-),男,重庆大学副教授,博士,研究方向为机械设备状态监测与故障诊断,信息获取与处理等,  
(E-mail)liujm@cqu.edu.cn.

与故障诊断过程中,各种故障相互耦合的情况较为多见,盲源分离(blind source separation, BSS)是解决这一问题的有效方法,而实际工程实践中,经常会遇到观测的信号数目小于源信号数目的情况,甚至只有单路观测信号,在这种情况下要利用 BSS 实现正确的信号分离变得非常困难<sup>[1]</sup>。

为解决该种情况下复合故障信号分离问题,毋文峰等<sup>[1]</sup>将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)与盲源分离结合实现了单通道机械信号分离。Hong 等<sup>[2]</sup>结合 FFT 与小波分解有效分离了单通道复合信号,并通过轴承实验进行了验证。Shen 等<sup>[3]</sup>利用相空间重构和奇异值分解实现信号升维,进而解决欠定盲信号分离问题。LI 等<sup>[4-5]</sup>研究了基于稀疏表示的欠定盲源分离,并讨论了分离的可能性问题。董绍江<sup>[6]</sup>和 Chen<sup>[7]</sup>等均利用形态学滤波算法、匹配跟踪算法以及独立分量分析算法实现了欠定盲信号的有效分离。然而,现有方法在多通道构建后多凭借经验或基于互信息准则来选取与信源数相等的子带信号解决欠定问题,从而损失了部分故障特征,影响了信号分离和诊断的准确度。

文中提出了基于单通道盲源分离的旋转机械复合故障诊断方法。通过总体经验模态分解构建虚拟多通道和线性局部切空间排列维数约减方法解决单通道盲源分离的欠定问题;采用稀疏表示方法提取能集中刻画故障信号本质属性的稀疏鉴别特征,最后应用支持向量机实现故障的智能分类。通过实验验证了该方法在单通道旋转机械复合故障信号分离及诊断中的有效性。

## 1 单通道盲源分离

单路观测信号条件下复合信号分离难以满足传统盲源分离算法观测信号数不少于源信号数的假设。首先要进行虚拟多通道构建,将采集的单通道机械振动观测信号分解,选择合适分量组成新观测信号,直至维数与源信号数目相同,才能解决观测信号数目小于源信号数目的难题。

### 1.1 EEMD 虚拟多通道构建

EEMD 为 Huang 等<sup>[8]</sup>在 2009 年提出的一种时频分析方法,它可根据被分析信号特征,将含相关源在内的信号分解成若干个具有不同时间尺度的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),即将多变量信号分解成若干单分量调幅、调频信号之和<sup>[9-10]</sup>,EEMD 能有效抑制模态混叠现象,多通道构建时更具优势,其实现步骤如下:

- 1) 向观测到的单通道信号  $x(t)$  中加入振幅为标准差倍数的随机高斯白噪声;
- 2) EMD 分解加噪信号,得到各阶 IMF 分量;
- 3) 重复步骤 1) 和步骤 2), 完成  $k$  次分解,每次分解均添加随机白噪声;
- 4) 将每次分解得到的各个 IMF 分量对应求集成平均值,即可获得 EEMD 的各个 IMF 分量,即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^k c_i(t) + r(t), \quad (1)$$

式中: $c_i(t)$  为第  $i$  个 IMF 分量; $r(t)$  为残余分量。这样,经过 EEMD 分解,观测信号  $x(t)$  被分解为若干个 IMF 分量和一个残余分量之和。

### 1.2 LLTSA 维数约简

LLTSA<sup>[11]</sup>是在非线性流形学习局部切空间排列基础上提出的特征约简方法,LLTSA 维数约减能够保持高维数据信号的主要特征矢量,并且可以消除由于特征间相互耦合导致的大量冗余信息<sup>[12]</sup>,从而降低信号间的相关性,提高信号可区分度,因此,可以在保留故障信号主要特征的同时提升信号的盲分离效果。若 EEMD 分解所得 IMF 分量和残余分量构成新的高维数据集  $X = \{x_i \in R^D, i = 1, 2, \dots, n\}$ , LLTSA 维数约减的目的就是寻找转换矩阵  $A$ , 使投影以后的数据为  $Y$ ,  $Y$  满足  $Y = \{y_i \in R^d, i = 1, 2, \dots, n\}$ ,  $d < D$  并且满足  $Y = A^T X H_N$ ,  $H_N = I - ee^T/N$ , 其中,  $I$  为单位矩阵,  $e$  为  $N$  维全 1 向量。

若  $x_i$  的  $k$  近邻为  $X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^k)$ , 为了保持流形的局部几何结构,使数据的重建误差  $E_i$  最小,则 LLTSA 算法目标函数为

$$\arg \min \sum_i E_i^2 = \arg \min_Y Y S W^2 = \arg \min_Y \text{tr}(Y S W W^T S^T Y^T), \quad (2)$$

其中: $E_i = Y_i \omega_i$ ,  $S = [s_1, s_2, \dots, s_N]$ ,  $s_i$  为 0-1 矩阵,  $W = \text{diag}(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N)$ ,  $\omega_i = H_k(I - V_i V_i^T)$ 。  $V_i$  为与  $X_i H_N$  的第  $d$  个最大奇异值对应的右奇异向量。为确定唯一  $Y$ , 限定  $Y Y^T = I_d$ , 由  $Y = A^T X H_N$ , 目标函数

转化为

$$\arg_Y \min \text{tr}(A^T X H_N B H_N X^T A), \quad (3)$$

其中,  $B = S W W^T S^T$ , 由拉格朗日乘子法求解广义特征值问题  $X H_N B H_N X^T a = \lambda X H_N X^T a$ , 得到与特征值  $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_d$  对应的特征向量为  $a_1, a_2, \dots, a_d$ , 则 LLTSA 算法转化矩阵  $A = (a_1, a_2, \dots, a_d)$ 。

LLTSA 维数约简至目标维数, 获得可分性较好的信号数据  $Y$ , 特征矩阵近似联合对角化 (joint approximative diagonalization of eigen matrix, JADE) 算法获得分离信号, 从而实现单通道条件下的盲源信号分离。

## 2 复合故障稀疏特征提取及诊断

旋转机械故障振动信号含有较多的冗余信息不能直接体现故障特性, 因此, 机械状态进行检测和诊断的关键在于信号特征的提取<sup>[13]</sup>。文中提出基于稀疏表示的振动信号特征提取方法, 通过 K-SVD 字典学习算法进行迭代优化学习构造符合各个振动信号特点, 且稀疏表示性能良好的子字典, 通过并列组合多个子字典来构造轴承状态冗余字典, 基于此字典, 采用正交匹配追踪算法 (orthogonal matching pursuit, OMP) 对故障信号做稀疏分解, 获得稀疏系数, 实现稀疏鉴别特征有效提取, 并将稀疏特征投入 SVM 分类器分类识别, 实现故障分类诊断。

### 2.1 稀疏表示模型

在 Hilbert 空间  $H = R^N$  中, 给定一个函数集合,  $D = \{d_k, k = 1, 2, \dots, M\}, M \gg N$ , 函数集合  $D$  被称为字典或原子库,  $d_k$  被称为原子。任意给定长度为  $N$  的信号  $x$ , 设该信号的一个逼近为  $\hat{x}$ , 若逼近误差为  $\epsilon = x - \hat{x}^2 < \alpha$  ( $\alpha > 0$  且足够小), 将信号表示为一些原子的线性组合的展开式:

$$\min \|s\|_0 \quad s.t. \quad x = \sum_{k=1}^K s_k d_k, \quad (4)$$

式中:  $s_k$  是稀疏系数;  $s_0$  是序列  $\{s_k\}$  中非零项个数, 该式即信号  $x$  稀疏表示。

### 2.2 K-SVD 字典训练

K-SVD 算法是 M. Aharon 等<sup>[14]</sup> 在 2006 年提出的一种基于稀疏表示的过完备字典训练方法。对于给定的 1 组训练信号, 能够自适应地按照稀疏约束条件训练出稀疏表示的过完备字典, 这种字典与传统的完备字典 (如 FFT、DCT、小波、Gabor 字典) 相比能自适应地根据训练信号提取其特征, 因而, 具有更强的稀疏表示能力<sup>[15]</sup>。其基本步骤描述如下:

1) 构造初始字典矩阵  $D^{(0)} \in R^{n \times N}$  ( $n$  为信号维数,  $N$  为原子数), 训练样本  $Y \in R^{n \times M}$ , 令  $i = 0$ , 确定迭代次数上限  $I$ 。

2) 稀疏分解。用正交匹配追踪稀疏分解算法求训练样本稀疏分解系数矩阵  $S$ 。

3) 字典学习。

$$\|Y - D^{(i)} S^{(i)}\|_F^2 = \left\| Y - \sum_{j=1}^N d_j^{(i)} s_j^{(i)} \right\|_F^2 = \|E_k - d_k^{(i)} s_k^{(i)}\|_F^2, \quad (5)$$

式中:  $E_k = U_k \Delta_k V_k^T$ , 利用  $K$  步 SVD 更新原子, 用  $U_k$  ( $k = 1, 2, \dots, N$ ) 的第一列代替原子  $d_k^{(i+1)}$ 。

4) 令  $i = i + 1$ 。若满足  $\|Y - D^{(i)} S^{(i)}\|_F^2 \leq \epsilon$ , 或  $i = I$ , 则终止迭代, 输出字典  $D$ , 否则转到步骤 (2)。 $D^{(i)}$ ,  $S^{(i)}$  分别为第  $i$  次迭代时的字典和稀疏系数矩阵。算法迭代终止的条件可以由重建误差  $\epsilon_0$  或迭代次数上限  $I$  确定。与预先指定的字典相比, 由此获得的类别字典充分地体现了振动信号样本的结构特性。

## 3 试验分析

滚动轴承是机械设备中最常使用且故障发生率较高的旋转部件。为了验证文中方法的有效性, 将提出的方法应用到滚动轴承复合故障的分离和诊断中。实验数据来自美国 Case Western Reserve University 轴承数据中心, 滚动轴承实验装置由功率为 1.5 kW 的电动机、扭矩传感器/译码器、测力计和电器控制装置组成, 由电机带动输入轴。电动机的转速为 1 730 r/min。采样频率为 12 kHz。被测试轴承为与 6205-2RS

SKF 等效的 NTN 深沟球轴承,通过电火花技术加工轴承单点故障,损伤直径为 0.711 2 mm。轴承内圈故障信号  $S_1(t)$ 、滚动体故障信号  $S_2(t)$ 如图 1 所示。

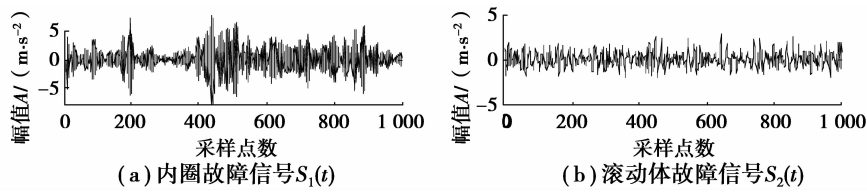


图 1 轴承内圈故障、滚动体故障信号

Fig.1 The signals of bearing inner race and roller faults

通过内圈和滚动体故障随机线性混合模拟得到单通道复合故障观测信号,所得观测信号如图 2 所示。

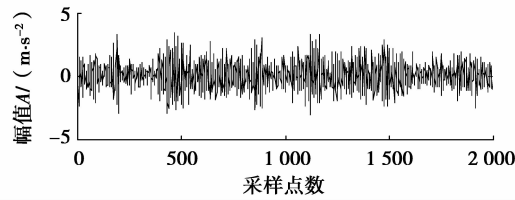


图 2 单通道复合故障观测信号

Fig.2 The single-channel compound fault observed signal

利用文中方法对单通道复合故障观测信号进行盲信号分离。首先,对单通道观测信号进行 EEMD 分解,EEMD 分解的结果如图 3 所示。

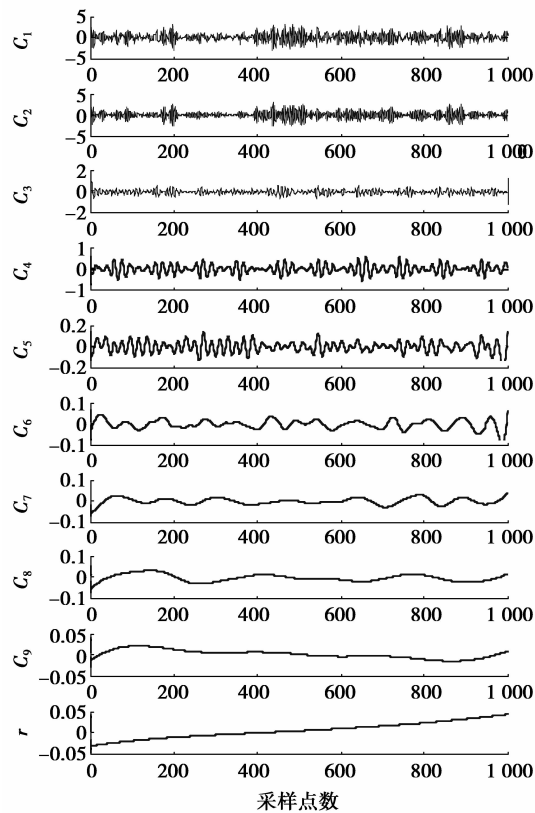


图 3 EEMD 分解所得子带信号

Fig.3 The subband signals decomposed by EEMD

将分解得到的 IMF 分量和残余分量组成新的多维信号,利用奇异值分解求特征值,所得数值如表 1 所示。

表 1 奇异值分解特征值

Table.1 The eigenvalues of singular value decomposition

特征值	数值	特征值	数值
$\lambda_1$	142.840 1	$\lambda_5$	0.169 9
$\lambda_2$	11.225 0	$\lambda_6$	0.095 2
$\lambda_3$	0.601 7	$\lambda_7$	0.055 9
$\lambda_4$	0.286 3	$\lambda_8$	0.039 2

可以看出,前 2 个特征值数值远大于其余特征值,因此,假设源信号个数为 2,进一步由贝叶斯准则进行估计,结果与假设一致,因此源信号数目为 2。采用 LLTSA 对多维信号进行维数约减,降至源信号数目维数 2 维。利用 JADE 方法对降维后的信号进行盲源分离,得到图 4 所示分离信号  $Z_1(t)$  和  $Z_2(t)$ 。

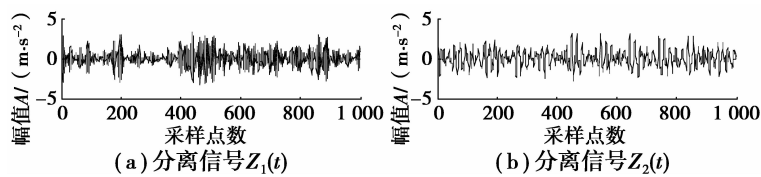


图 4 分离信号

Fig.4 The separated signal

为定量评价分离效果,用源信号与分离信号互相关系数和误差标准差<sup>[16]</sup>作为分离的性能指标,互相关系数越接近于 1,误差标准差越小,说明分离的信号和与之对应的源信号越相似。将文中 LLTSA 降维方法与文献[9]中的互信息法选取 EEMD 子带分离效果进行对比,所得源信号与分离信号互相关系数和误差标准差值如表 2 所示。

表 2 互相关系数和误差标准差

Table.2 The correlation and the error standard deviation

方法	指标	$S_1(t) Z_1(t)$	$S_2(t) Z_2(t)$
LLTSA 法	互相关系数	0.957 3	0.816 8
	误差标准差	0.095 4	0.176 4
互信息法	互相关系数	0.940 1	0.801 0
	误差标准差	0.101 5	0.183 6

由表 2 分析可知,LLTSA 降维法分离效果优于互信息选取方法,结合图 4 可知,LLTSA 法获得的分离信号与对应原信号波形形态相似,互相关系数较大,误差标准差较小,说明其所得分离信号能够充分表征源信号故障信息,实现了复合故障信号的有效分离。

从分离振动样本信号  $Z_1(t)$  中选取前 800 个样本点构成 40 个长度为 20 的样本向量,即样本矩阵  $Y$ ,随机生成 20 行 40 列的随机矩阵并对每列做归一化处理构成初始字典  $D_0$ ,稀疏分解系数的上限  $T$  设置为 5,迭代次数  $I$  设置为 50,采用 K-SVD 算法进行字典学习,训练后获得子字典  $D_1$ 。同样,选取分离振动样本

信号  $Z_2(t)$  和正常振动样本信号训练获得相应的子字典  $D_2, D_3$ 。通过直接并列组合多个子字典来实现轴承状态冗余字典构造  $D=[D_1, D_2, D_3]$ , 冗余字典大小为 20 行 120 列矩阵。基于该字典, 采用 OMP 算法, 针对分类振动信号进行稀疏分解, 求得振动信号稀疏系数矩阵, 提取非零系数作为信号稀疏特征, 每个振动信号的稀疏表示转换成了一个 40 维的稀疏特征向量。

为了证明所提方法对于故障特征提取分类的有效性, 从 2 类分离信号和正常信号中分别选取 45 组数据样本, 每组样本数据长度取 800 个采样点, 将其中 15 组样本作为训练样本, 其余 30 组构成测试样本。对所有样本按文中所述方法提取稀疏特征向量。将训练样本向量输入到支持向量机中进行分类训练, 最后采用训练好的模型对测试样本进行测试分类。为了证明文中所提方法对于故障特征提取的优越性, 将文中方法与基于传统故障特征提取的识别分类方法小波包能量特征提取法<sup>[17]</sup> 针对文中数据进行故障识别比较, 通过比较所得故障特征识别结果如表 3 所示。

表 3 故障识别结果  
Table.3 The result of fault recognition

参数	内圈故障	滚动体故障	正常
训练样本/个	15	15	15
训练标签	1	2	3
测试样本/个	30	30	30
小波包能量法误判数	3	2	1
小波包能量法识别率/%	90	93.33	96.67
文中方法误判数	0	2	0
文中方法识别率/%	100	93.33	100

由表 3 分类结果可知, 与传统的小波包能量特征提取方法相比, 文中提出的稀疏特征方法所提取的特征更能表征故障信号本质属性, 在故障类别诊断中更具优势。方法针对分离的轴承故障信号提取稀疏鉴别特征能够准确的诊断出滚动轴承的运行状态。在轴承内圈故障和正常状态的诊断中, 达到了很好的识别效果, 识别率为 100%, 而在滚动体故障诊断中由于滚动体故障特征相对难以提取和判断, 导致其识别率偏低, 但其识别率仍然可达 93% 以上, 说明文中方法在故障类型识别中可以取得良好的分类效果。

## 4 结 论

针对单通道条件下旋转机械复合故障信号的分离及诊断问题, 基于 EEMD 和 LLTSA 方法实现单通道盲源信号分离, 提出基于稀疏分解的复合故障信号稀疏特征提取方法, 最后结合支持向量机进行模式识别, 并进行了滚动轴承故障实验, 取得了较好的故障分离及诊断效果, 表明该方法能够达到旋转机械复合故障信号分离及诊断预期目的。

### 参考文献:

- [1] 毋文峰, 陈小虎, 苏勋家. 基于经验模式分解的单通道机械信号盲分离[J]. 机械工程学报, 2011, 47(4): 12-16.  
WU Wenfeng, CHEN Xiaohu, SU Xunjia. Blind source separation of single-channel mechanical signal based on empirical mode decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(4): 12-16. (in Chinese)
- [2] Hong H, Liang M. Separation of fault features from a single-channel mechanical signal mixture using wavelet decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2025-2040.
- [3] Shen Y J. New method of blind source separation in under-determined mixtures based on singular value decomposition and application[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(8): 64-70.

- [4] Li Y Q, Amari S I, Cichocki A, et al. Probability estimation for recoverability analysis of blind source separation based on sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(7): 3139-3152.
- [5] Li Y Q, Amari S I, Cichocki A, et al. Underdetermined blind source separation based on sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(2): 423-437.
- [6] 董绍江, 汤宝平, 张焱. 基于最优匹配跟踪算法的单通道机械信号盲源分离[J]. *振动工程学报*, 2013, 25(6): 724-731.  
DONG Shaojiang, TANG Baoping, ZHANG Yan. Blind source separation of single-channel mechanical signal based on optimal matching pursuit algorithm[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2013, 25(6): 724-731. (in Chinese)
- [7] Chen X, Liu X, Dong S, et al. Single-channel bearing vibration signal blind source separation method based on morphological filter and optimal matching pursuit (MP) algorithm[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2015, 21(9): 1757-1768.
- [8] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in adaptive data analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [9] 孟宗, 蔡龙. 基于EEMD子带提取相关机械振动信号单通道盲源分离[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(20): 40-46.  
MENG Zong, CAI Long. Blind source separation of single-channel statistically correlated mechanical vibration signals based on subband extraction of EEMD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(20): 40-46. (in Chinese)
- [10] Wang H, Li R, Tang G, et al. A Compound fault diagnosis for rolling bearings method based on blind source separation and ensemble empirical mode decomposition[J]. *Plos One*, 2014, 9(10): e109166.
- [11] Zhang T, Yang J, Zhao D, et al. Linear local tangent space alignment and application to face recognition[J]. *Neurocomputing*, 2007, 70(7/8/9): 1547-1553.
- [12] Li F, Tang B, Yang R. Rotating machine fault diagnosis using dimension reduction with linear local tangent space alignment[J]. *Measurement*, 2013, 46(8): 2525-2539.
- [13] 李锋, 汤宝平, 刘文艺. 遗传算法优化最小二乘支持向量机的故障诊断[J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2010, 33(12): 14-20.  
LI Feng, TANG Baoping, LIU Wenyi. Fault diagnosis based on least square support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. *Journal of Chongqing University(Natural Science Edition)*, 2010, 33(12): 14-20. (in Chinese)
- [14] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. MYMrm KMYM-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [15] Huang X, Dione D P, Compas C B, et al. Contour tracking in echocardiographic sequences via sparse representation and dictionary learning[J]. *Medical image analysis*, 2014, 18(2): 253-271.
- [16] 李强, 付聪, 江虹, 等. 融合经验模态分解与时频分析的单通道振动信号分离研究[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(5): 122-126.  
LI Qiang, FU Cong, JIANG Hong, et al. Single-channel vibration signal separation by combining empirical mode decomposition with time-frequency analysis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(5): 122-126. (in Chinese)
- [17] 李凤兰, 葛玉珉, 马维金, 等. BSS和SVM在齿轮箱智能故障诊断中的应用[J]. *煤矿机械*, 2014, 35(1): 234-236.  
LI Fenglan, GE Yumin, MA Weijin, et al. Intelligent fault diagnosis of gear box based on BSS and SVM[J]. *Coal Mine Machinery*, 2014, 35(1): 234-236. (in Chinese)